# 방향성을 고려한 영상 분해에 의해 개선된 시그마 필터
# Modified Sigma Filter by Image Decomposition Using Directivity.

구미란*, 한학용*, 최원태**, 강봉순*, 강대성***
Mi-Ran Gu*, Hag-yong Han*, Won-Tae Choi**, Bong-soon Kang*, Dae-Seong Kang***

## 요 약

본 논문은 방향성을 고려한 영상 분해에 의해 개선된 시그마 필터의 영상 잡음 제거에 관한 연구이다. 기존의 시그마 필터는 계산의 복잡도 측면과 필터링의 정확도 면에서 좋은 결과를 보여 왔다. 그러나 시그마 필터는 높은 수준의 노이즈에서 작은 에지성분을 살리지 못하는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 기존의 개선된 시그마 필터를 변형하여 새로운 방법을 제안한다. 제안된 알고리즘은 먼저 입력 영상을 수평, 수직 방향의 특성과 대각선 방향의 특성을 지닌 두 가지의 구성요소로 분해한 다음 분해된 2개의 구성요소에 대하여 HPF와 LPF를 적용한다. 적용 후 각각 독립적으로 기존의 시그마 필터로 필터링하여 출력 영상을 재구성함으로서 영상에 존재하는 잡음을 제거하고 영상의 에지성분에 대한 보존 특성을 강화시킨다. 실험에서의 비교 결과, 제안된 알고리즘의 PSNR이 시그마 필터에 비해 평균적으로 2.6dB, 개선된 시그마 필터에 비해 0.5dB 더 우수함을 확인하였고 비교적 큰 노이즈가 첨가되었을 때 기존의 두 필터보다 제안된 알고리즘이 훨씬 더 좋은 성능을 보였다.

## ABSTRACT

This paper is a study on image noise reduction of modified sigma filter by image decomposition using directivity. Conventional sigma filter has been shown to be a good solution both in terms of filtering accuracy and computational complexity. However, the sigma filter does not preserve well small edges especially for high level of additive noise. In this paper, we propose here a new method using a modified sigma filter. In our proposed method the input image is first decomposed in two components that have features of horizontal, vertical and diagonal direction. Then, two components are applied HPF and LPF. By applying a conventional sigma filter separately on each of them, the output image is reconstructed from the filtered components. Added noise is removed and our proposed method preserves the edges from the image. Comparative results from experiments show that the proposed algorithm achieves higher gains, on average, 2.6 dB PSNR than the sigma filter and 0.5 dB PSNR than the modified sigma filter. When relatively high levels of noise added, the proposed algorithm shows better performance than two conventional filters.

***Keywords*** : Image de-noising, Noise Reduction, Sigma Filter, Noise Estimation, Directivity

## I. 서 론

영상의 잡음 제거 알고리즘은 모든 디지털 영상 처리의 기본이 되는 중요한 기술이며, 최신 제조 공정 기술의 카메라 센서에도 잡음 수준은 여전히 높은 것으로 알려져 영상에서의 잡음을 제거하는 기술은 여전히 중요시되고 있는 연구 주제이다.
기존의 잡음 제거 방법들은 크게 마스크 기반 필터와 주파수 기반 필터로 나눌 수 있다. 먼저 마스크 기반 필터로는 선형인 평균 필터, 가우시안 필터 등이 있고 이때 선형필터는 영상의 에지, 코너, 텍스처 부분에 대해 잡음 제거를 많이 하면 블러링 효과가 크게 나타나는 결과를 가져온다. 따라서 이를 줄이기 위해 제안된 비선형 필터로는 미디언 필터, 시그마 필터 등이 있다. 주파수 기반으로는 대역통과 및 제거 필터, 놋치 필터 등이 있다[1][2][3][4]. 또한 퍼지 필터를 이용한 노이즈 제거법[5][6], 웨이블릿을 이용한 노이즈 제거[7] 및 기타 많은 노이즈 제거법이 제시되었다.

이런 기존의 많은 잡음 제거 알고리즘 중에서, 가장 단순한 잡음 제거 방법 중 하나인 시그마 필터[4]는 필터 연산이 비교적 단순하기 때문에, 모바일 장치에서 잡음 제거 알고리즘을 구현하기 위한 좋은 알고리즘이다. 그러나 시그마 필터는 첨가된 잡음의 분산 값에 의해 밀접하게 변화하기 때문에 작은 이미지 디테일을 살리지 못하는 단점을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 시그마 필터의 에지 보존 능력을 개선하고 영상의 작은 디테일 사항을 더 잘 보존하기 위해 기존의 개선된 시그마 필터[8]를 변형하여 새로운 방법을 제안한다. 제안된 알고리즘은 먼저 입력 영상을 수평, 수직 방향의 특성과 대각선 방향의 특성을 지닌 두 가지의 구성요소로 분해한 다음 분해된 2개의 구성요소에 대하여 HPF와

* 동아대학교 전자공학과 ** (주) 삼성전기 중앙연구소
*** 동아대학교 (교신저자)
투고 일자 : 2009. 12. 27 수정완료일자 : 2010. 4. 27
게재확정일자 : 2010. 4. 29
* 이 논문은 동아대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구되었음.

LPF를 적용한다. 적용 후 각각 독립적으로 기존의 시그마 필터로 필터링하여 출력 영상을 재구성함으로서 영상에 존재하는 잡음을 제거하고 영상의 에지성분에 대한 보존 특성을 강화시킨다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 잡음 추정 방법에 대해 설명하고 III장에서 개선된 시그마 필터에 대해 간략히 기술한다. IV장에서는 제안된 알고리즘에 대해 설명하고 V장에서는 여러 개의 정지 이미지로 기존의 알고리즘과 제안된 알고리즘에 대한 실험을 수행하고 그 결과에 대해 고찰한 후, 마지막으로 VI장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

## II. 잡음 추정 방법

### 2.1 블록 기반 추정 방법

블록 기반의 추정방법[9]은 노이지 영상 $I(i,j)$을 작은 크기의 블록들$\{B\}$로 나누고, 각 블록들의 분산을 구한 후 분산이 작은 것들을 평균함으로써 잡음의 분산을 추정하는 방법이다.

### 2.2 필터링 기반 추정 방법

노이지 영상 $I(i,j)$을 저주파 필터를 통과시켜 필터링된 영상 $I'(i,j)$은 저주파 필터에 의하여 노이즈가 제거된 영상으로, $I(i,j)$와 $I'(i,j)$의 두 영상의 차이 $I''(i,j)=I(i,j)-I'(i,j)$를 노이즈로 볼 수 있다. 필터링 기반 추정 방법[9]은 일정 임계치 미만의 픽셀들만 이용하여 영상에 인가된 잡음의 크기를 추정한다.

### 2.3 적응 가우시안 필터링을 이용한 블록 기반 잡음 추정 방법

적응 가우시안 필터링을 이용한 블록 기반 잡음 추정 알고리즘[10]은 블록 기반 방식으로 가장 평탄한 블록을 선택하고, 필터링 기반 방식을 이용하여 선택된 블록을 필터링한다.

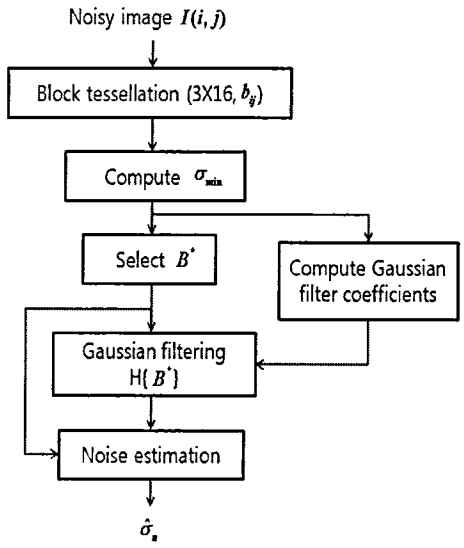



그림 1. 적응 가우시안 필터링을 이용한 블록 기반 잡음 추정 알고리즘의 블록도.

Fig. 1. Block diagram of block-based noise estimation algorithm using adaptive gaussian filtering.

이때 입력 영상은 부가적인 백색 가우시안 잡음(additive white Gaussian noise)에 의해 훼손된 것으로 가정하고, 필터링 프로세스는 적응 가우시안 필터에 의해 수행된다. 가우시안 필터의 계수는 입력 잡음 영상으로부터 추정된 가우시안 노이즈의 표준편차 함수로부터 정의한다. 잡음의 양을 추정하기 위해서, 영상을 몇 개의 블록으로 분할하고, 블록의 밝기값 표준편차에 의해서 분류되어진 평탄한 블록을 선택한다. 여기서 표준편차는 잡음 입력 영상과 필터링된 영상 사이의 선택되어진 블록 이미지의 차로부터 계산한다. 적응 가우시안 필터링을 이용한 블록 기반 잡음 추정 알고리즘은 다음의 6단계로 설명할 수 있고 순서도는 그림 1과 같다.

**단계 1: 블록 분할**

3×16의 겹치지 않는 이미지 블록($b_{ij}$)으로 입력 영상 $I(i,j)$을 분해한다.

**단계 2: 가장 작은 표준편차 $\sigma_{min}$ 계산**

각 블록 $b_{ij}$에 대해 밝기 값의 표준편차 $\sigma_{ij}$를 계산하고 가장 작은 표준편차 $\sigma_{min}$을 찾는다. 가장 작은 표준편차를 가지는 블록은 영상에서의 다른 블록보다 신호 정보를 작게 가질 것이기 때문에 $\sigma_{min}$와 가장 가까운 밝기 값의 표준편차를 가지는 블록의 개수를 선택한다. 이때 밝기값의 표준편차는 floor와 truncation 두 개의 양자화 레벨 함수를 사용하여 정수로 양자화한다.

**단계 3: $B^*$ 선택**

다음의 공식에 따라 양자화된 블록의 표준편차를 이용해서 비교적 작은 차이를 가지는 블록들을 선택한다.

$$\text{if } \lfloor \sigma_{min} \rfloor = \langle \sigma_{min} \rangle, \quad B^* = \{ b_{ij} \mid \lfloor \sigma_{ij} \rfloor = \lfloor \sigma_{min} \rfloor \} \tag{1}$$

$$else\ B^* = \{ b_{ij} \mid \langle \sigma_{ij} \rangle = \langle \sigma_{min} \rangle \} \tag{2}$$

여기서, $\lfloor\ \rfloor$는 floor 함수(내림)를 나타내고, <>는 round 함수(반올림)를 의미한다. $B^*$는 $\sigma_{min}$값에 의해서 나타내어진 가장 작은 표준편차를 가지는 블록의 집합을 나타낸다.

**단계 4: 가우시안 필터링 계수를 계산**

전 단계에서 구한 $\sigma_{min}$값을 이용하여 가우시안 필터링 계수를 계산한다. 가우시안 필터링을 위한 마스크 크기는 입력 영상에 추가된 노이즈의 양에 따라 다양할 수 있는데, 실험에서는 5×5의 가우시안 필터 $h(x,y)$를 사용하였다.

$$h(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} exp\left( \frac{-(x^2+y^2)}{2\sigma^2} \right) \tag{3}$$

여기서 $\sigma$는 $\lfloor \sigma_{min} \rfloor$ 또는 $\langle \sigma_{min} \rangle$ 이다.

**단계 5: 가우시안 필터링**

식 (1)과 (2)를 만족시키는 표준편차를 가진 블록들은 식 (3)에 열거한 가우시안 필터로 필터링한다.

**단계 6: 잡음 추정**

선택된 블록 $B^*$내의 필터링된 영상과 잡음 영상의 차 영상에 대한 표준편차를 계산하여 추정된 잡음 표준편차 $\hat{\sigma_n}$를 얻는다.

## Ⅲ. 개선된 시그마 필터

시그마 필터를 변형하여 만든 개선된 시그마 필터[8]는 먼저 입력 영상을 4개의 구성요소로 분해하고, 분해된 4개의 구성요소를 각각 독립적으로 기존의 시그마 필터를 이용하여 필터링한다. 이렇게 필터링된 구성요소로부터 출력 영상을 재구성한다.

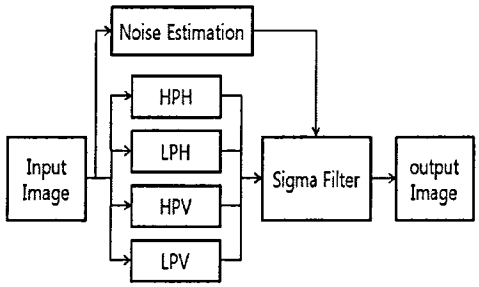



그림 2. 개선된 시그마 필터의 블록도.
Fig. 2. The block diagram of modified sigma filter.

그림 2은 개선된 시그마 필터의 블록도이다. 그림 2의 HPH, HPV, LPH, LPV 연산은 각각 수평과 수직 방향으로 high-pass filtering, low-pass filtering을 의미한다. Sigma Filter 블록은 기존의 시그마 필터이고 Noise Estimation 블록은 잡음 추정을 의미한다. 개선된 시그마 필터는 다음의 5단계로 설명할 수 있다.

**단계 1: 수평 차 계산**

입력 영상의 인접한 두 픽셀 간의 수평 차를 계산한다. 이 연산은 그림 2의 HPH 블록에 해당하고 이러한 차 연산은 입력 영상의 수평방향의 증가/감소 영역을 일정 영역으로 변환하여 입력 영상에서 수평 에지를 보존한다.

**단계 2: 수평 가중치 합 계산**

입력 영상의 인접한 두 픽셀 간의 수평 가중치 합을 계산한다. 단계 1의 연산에서 손실된 픽셀 값을 보완하기 위한 것이며, 원본 이미지를 재구성하기 위한 주요 범위를 결정한다.

**단계 3: 수직 차, 수직 가중치 합 계산**

단계 1, 2와 같은 방법으로 입력 영상의 인접한 두 픽셀 간의 수직 차와 수직 가중치 합을 계산한다.

**단계 4: 시그마 필터 연산**

단계 1, 2, 3에서 계산되어 별도로 분리된 4개의 구성 요소에 각각의 시그마 필터를 적용하여 결과를 구한다. 이것은 그림 2의 Sigma Filter 블록에 해당한다. 시그마 필터[4]는 윈도우 내 픽셀들 중에서, 중심 픽셀 값과 유사한 픽셀들만의 평균으로써 복원하는데 그 식은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$f(i,j) = \sum_{k=i-m}^{i+m}\sum_{l=j-n}^{j+n} \delta_{k,l}\, y(k,l) \Big/ \sum_{k=i-m}^{i+m}\sum_{l=j-n}^{j+n} \delta_{k,l} \qquad (4)$$

$$\delta_{k,l} = \begin{cases} 1; & |y(k,l) - y(i,j)| \le \Delta \\ 0; & |y(k,l) - y(i,j)| > \Delta \end{cases}$$

여기서 $(i,j)$는 화소의 위치, $(k,l)$은 창내의 위치를 나타내고 $\Delta$는 잡음 추정을 통해서 얻어진 잡음 추정치이다.

**단계 5: 출력 영상 재구성**

이렇게 필터링된 구성 요소로부터 출력 이미지를 재구성한다.

## Ⅳ. 제안된 알고리즘

기존의 개선된 시그마 필터를 재변형하여 새로운 방법을 제안한다. 새롭게 제안된 방법은 먼저 입력 영상을 수평, 수직 방향의 특성과 대각선 방향의 특성을 지닌 두 가지의 구성요소로 분해한 다음 분해된 2개의 구성요소에 대하여 HPF와 LPF를 적용한다. 적용 후 각각 독립적으로 기존의 시그마 필터로 필터링하여 출력 영상을 재구성함으로서 영상에 존재하는 잡음을 제거하고 영상의 에지성분에 대한 보존 특성을 강화시킨다. 이때 시그마 필터에 적용되는 임계치는 적응 가우시안 필터링을 이용한 블록 기반 잡음 추정[10]을 사용해 좀 더 정확한 잡음의 표준편차 추정이 가능하도록 한다. 이렇게 제안된 알고리즘의 블록도는 그림 3에 나타나 있다.

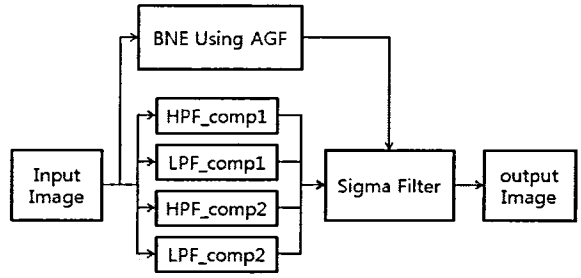



그림 3. 제안된 방법의 전체 블록도.
Fig. 3. The block diagram of proposed method.

그림 3의 HPF_comp1과 HPF_comp2 연산은 각각 분리된 구성요소 comp1과 comp2에 대한 high-pass filtering을 의미하고 LPF_comp1과 LPF_comp2 연산은 각각 분리된 구성요소 comp1과 comp2에 대한 low-pass filtering을 의미한다. BNE Using AGF으로 표시된 블록은 적응 가우시안 필터링을 이용한 블록 기반 잡음 추정 알고리즘이며, 그림 2과 마찬가지로 Sigma Filter로 표현된 블록은 기존의 시그마 필터 연산이다. 제안된 알고리즘은 다음의 7단계로 설명할 수 있다.

**단계 1: 잡음 추정**

적응 가우시안 필터링을 이용한 블록 기반 잡음 추정 알고리즘을 사용해 영상을 몇 개의 블록으로 분할하고, 블록의 밝기값 표준편차에 의해서 분류되어진 평탄한 블록을 선택한다. 여기서 표준편차는 잡음 입력 영상과 필터링된 영상 사이의 선택되어진 블록 이미지의 차로부터 계산하고 이렇게 추정된 값은 단계 6의 시그마 필터의 임계치로 사용한다.

**단계 2: 영상 분해**

입력 영상을 두 가지의 구성요소로 분해한다. 기존의 개선된 시그마는 중심 픽셀의 기준으로 왼쪽 픽셀과 바로 위의 두 픽셀을 이용하였다면 제안된 알고리즘에서는 양옆과 아래, 위의 4가지 픽셀을 고려한 구성요소1과 대각선으로 4가지 픽셀을 고려한 구성요소2를 사용한다. 대각선 부분을 추가적으로 고려하면 잡음 제거 및 에지 보존에 있어 좀 더 효과적인 결과를 얻을 수 있을 것

이다. 분해된 구성 성분은 식 (5)과 식 (6)으로 표현할 수 있고, 그림 4로 나타낼 수 있다.

$$comp1 = y(i,j-l)+y(i,j+1)+y(i-1,j)+y(i+1,j) \quad (5)$$

$$comp2 = y(i-1,j-l)+y(i-1,j+1)+y(i+1,j-1)+y(i+1,j+1) \quad (6)$$

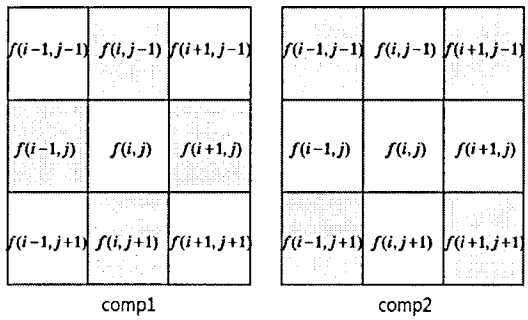



그림 4. 영상 분해.

Fig. 4. Image decomposition.

**단계 3: 구성 성분 1에 대한 차 연산**

입력 영상으로 분해된 구성 성분 1에 대한 중심 픽셀과의 차를 계산한다.

$$y_{HPF_comp1}(i,j) = \frac{1}{8}(4y(i,j) - comp1) \quad (7)$$

이 연산은 그림 3의 HPF_comp1에 해당한다. 이러한 차 연산은 입력 영상의 수평, 수직방향의 증가/감소 영역을 일정 영역으로 변환하며 입력 영상에서 수평, 수직 방향의 에지를 보존한다.

**단계 4: 구성 성분 1에 대한 가중치 합 연산**

입력 영상의 인접한 두 픽셀 간의 수평 가중치 합을 계산한다.

$$y_{LPF_comp1}(i,j) = \frac{1}{8}(4y(i,j) + comp1) \quad (8)$$

개선된 시그마 필터와 유사하게 이 연산은 식 (7)의 HPF 연산에서 손실된 픽셀 값을 보완하기 위한 것이며, 원본 이미지를 재구성하기 위한 주요 범위를 결정한다.

**단계 5: 구성 성분 2에 대한 차와 가중치 합 연산**

식 (7), 식 (8)과 같은 방법으로 구성 성분 2에 대한 중심 픽셀과의 차와 가중치 합을 계산한다.

$$y_{HPF_comp2}(i,j) = \frac{1}{8}(4y(i,j) - comp2) \quad (9)$$

$$y_{LPF_comp2}(i,j) = \frac{1}{8}(4y(i,j) + comp2) \quad (10)$$

식 (9)의 차 연산은 입력 영상의 중심픽셀의 기준으로 4개의 대각선 방향의 증가/감소 영역을 일정 영역으로 변환하며 입력 영상에서 대각선 방향의 에지를 보존하고, 식 (10)의 LPF 연산은 구성 성분 2에 대한 HPF 연산에서 손실된 픽셀 값을 보완하기 위한 것이다.

**단계 6: 시그마 필터 연산**

단계 3, 4, 5에서 계산되어진 $y_{HPF_comp1}$, $y_{LPF_comp1}$, $y_{HPF_comp2}$, $y_{LPF_comp2}$에 각각의 시그마 필터를 적용하여 $f_{HPF_comp1}$, $f_{LPF_comp1}$, $f_{HPF_comp2}$, $f_{LPF_comp2}$를 구한다. 이때 시그마 필터의 임계치는 단계 1에서 구한 잡음 추정값을 사용한다.

**단계 7: 출력 영상 재구성**

이렇게 필터링된 구성 요소 $f_{HPF_comp1}(i,j)$ , $f_{LPF_comp1}(i,j)$, $f_{HPF_comp2}(i,j)$, $f_{LPF_comp2}(i,j)$로부터 출력 이미지를 재구성한다.

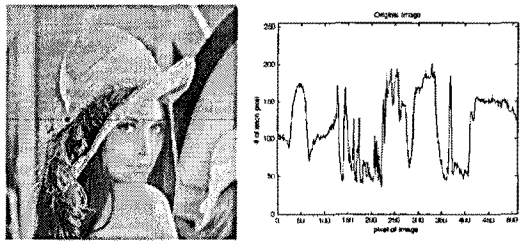
$$f(i,j) = \frac{1}{2}\{f_{HPF_comp1}(i,j) + f_{LPF_comp1}(i,j) + f_{HPF_comp2}(i,j) + f_{LPF_comp2}(i,j)\} \quad (11)$$

## V. 실험 및 고찰

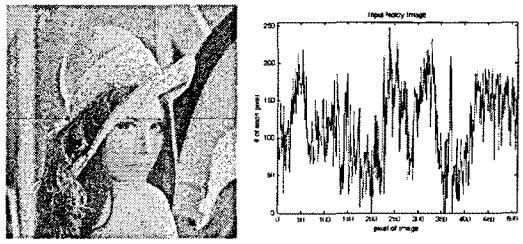
본 논문에서는 가우시안 잡음에 의해 손상된 영상을 향상시키고 효과적으로 영상의 에지성분 또한 동시에 보존하기 위해 새로운 알고리즘을 제안하여 영상의 노이즈를 제거해보았다. 테스트 영상으로는 크기 512×512인 Lenna 영상, Pepper 영상, Airplane 영상을 사용하였다. 제안된 필터의 성능을 평가하기 위한 비교 대상으로는 SF(Sigma Filter), MSF(Modified Sigma Filter)를 사용하고 필터에서 사용된 윈도우의 크기는 5×5이다.

그림 5는 Lenna 영상에 대한 시뮬레이션 중 $\sigma_n = 25$인 경우에 대해서 각 알고리즘의 결과를 나타내고 있다. 그림 5의 (a)는 512×512의 Lenna 원영상과 검정색으로 표시된 일부 픽셀에 대한 픽셀 값 그래프이며, (b)는 표준편차가 25인 가우시안 노이즈에 의해 훼손된 노이지 영상과 픽셀 값 그래프, (c)와 (d)는 가우시안 노이즈에 의해 훼손된 영상을 시그마 필터를 이용해 노이즈를 제거한 영상과 그래프, 개선된 시그마 필터를 이용해 노이즈를 제거한 영상과 그래프이며, (e)는 제안된 방법을 이용해 노이즈를 제거한 영상과 일부 픽셀에 대한 픽셀 값 그래프이다. 그림 5 왼쪽의 영상들만으론 각각의 알고리즘을 통해 필터링된 영상의 질을 구분하기 어렵기 때문에 오른쪽의 그래프를 통해 결과를 분석해보면 sigma filter를 적용했을 때 PSNR은 25.626dB로 약간의 노이즈가 제거된 그래프의 형태를 얻을 수 있다. 다음으로 개선된 시그마 필터를 적용하여 얻은 영상은 PSNR이 28.715dB로 시그마 필터보다 좀 더 노이즈가 효과적으로 제거되었음을 확인 할 수 있다. 마지막으로 제안된 알고리즘을 적용한 경우 PSNR은 29.758dB로 다른 알고리즘에 비해 가장 높은 PSNR 값을 가짐을 알 수 있고 동시에 제안된 알고리즘으로 얻은 그래프가 원본 영상의 그래프와 가장 유사한 형태를 가짐을 확인 할 수 있다. 가장 유사한 형태라는 것은 첨가된 노이즈는 효과적으로 제거하면서 기존의 에지는 잘 보존한다는 것이다.

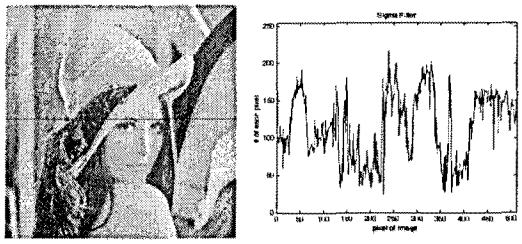
그림 6은 512×512의 Lenna 영상과 512×512의 Pepper 영상, 512×512의 Airplane 영상에 가우시안 노이즈를 첨가하여 각각의 필터로 필터링한 영상의 PSNR을 나타낸 그래프이다. 매우 작은 노이즈가 첨가되었을 경우 Lenna 영상과 Pepper 영상에서 국부적으로 제안된 알고리즘보다 시그마필터와 개선된 시그마 필터의 PSNR이 더 높은 값을 가짐을 볼 수 있지만 전체적으로 비교적 큰 노이즈가 첨가된 경우는 그래프에서 확인 할 수 있듯이 기존의 두 필터보다 제안된 알고리즘이 더 좋은 성능을 가진다.



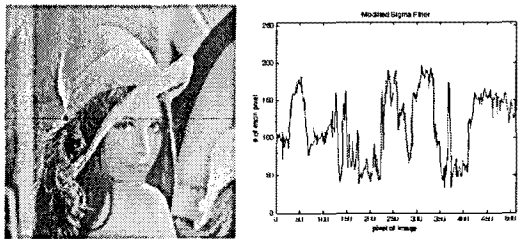
(a) Original Image



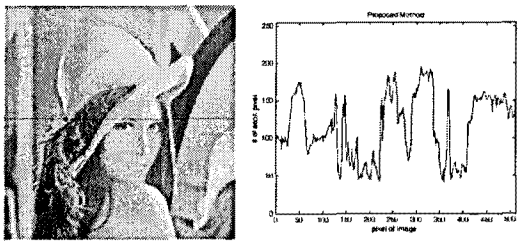
(b) Noisy Image



(c) Sigma Filter



(d) Modified Sigma Filter



(e) Proposed Method

그림 5. 각 알고리즘에 의한 잡음 제거 결과.
Fig. 5. Noise reduction results of each algorithm.

표 1은 각각의 노이즈 표준편차 값에 따른 3가지 표준 실험 영상의 PSNR 평균값으로 제안된 방법과 기존의 두 가지 방법의 성능을 수치적으로 비교한다. 표 1을 통해 제안된 알고리즘의 PSNR이 시그마 필터에 비해 평균적으로 2.6dB, 개선된 시그마 필터에 비해 0.5dB 더 우수함을 확인하였다. 따라서 기존의 두 필터들에 비해 제안된 알고리즘은 가우시안 노이즈 제거에서 좋은 성능을 보인다.

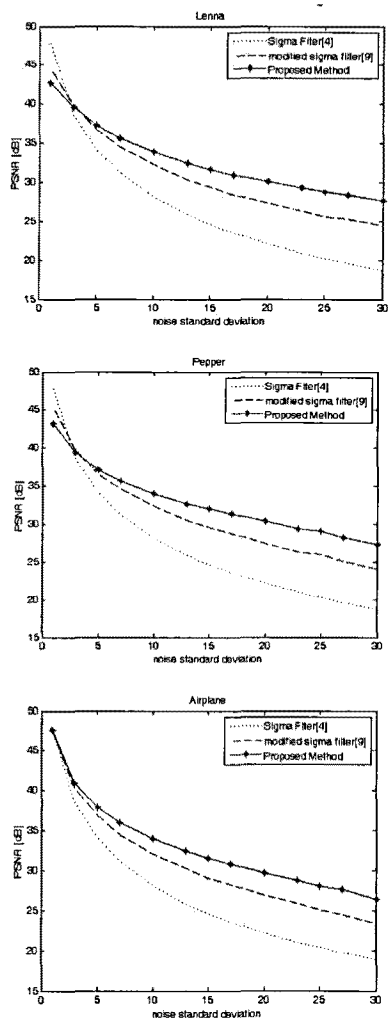



그림 6. 첨가된 가우시안 노이즈의 표준편차 값에 따른 각 알고리즘의 PSNR.
Fig. 6. PSNR of each algorithm according to the standard deviation of added Gaussian noise.

표 1. 각 알고리즘의 PSNR 비교.
Table 1. PSNR comparison of each algorithm.

| 알고리즘 / 노이즈 표준편차 | Sigma filter | Modified sigma filter | Proposed method |
|---|---|---|---|
| 5 | 36.747dB | 37.479dB | 37.290dB |
| 15 | 29.349dB | 31.718dB | 32.353dB |
| 25 | 25.579dB | 28.618dB | 29.739dB |
| 평균 | 30.558dB | 32.605dB | 33.127dB |

## Ⅵ. 결 론

영상 시뮬레이션으로부터 제안된 알고리즘의 성능을 확인하였다. 그 결과 제안된 알고리즘의 PSNR이 시그마 필터에 비해 평균적으로 2.6dB, 개선된 시그마 필터에 비해 0.5dB 더 우수함을 확인하였고 비교적 큰 노이즈가 첨가되었을 때 기존의 두 필터보

다 제안된 알고리즘이 훨씬 더 좋은 성능을 보임을 확인 하였다. 따라서 기존의 두 필터들에 비해 제안된 알고리즘은 가우시안 노이즈 제거에서 좋은 성능을 보인다. 하지만 매우 작은 노이즈가 첨가되었을 경우 일부 영상에서 국부적으로 제안된 알고리즘보다 기존의 시그마 필터와 개선된 시그마 필터의 PSNR이 더 높은 값을 가짐으로 향후 이 점을 보완하기 위한 방법에 대해 연구할 계획이다.

## 참 고 문 헌


[1] J. S. Lim, Two-Dimensional Signal and Image Processing, Prentice, 1990.

[2] R. C. Gonzales, R. E. Woods, Digital Image Processing, Prentice Hall, 2002.

[3] M. Sonka, V. Hlavac, R. Boyle, Image Processing, Analysis, and Machine Vision, ITP, 1999.

[4] J. S. Lee, "Digital Image Smoothing and the Sigma Filter", Computer Graphics Image Processing, Vol. 24, pp. 255-269, 1983.

[5] Dimitri Van De Ville, "Noise Reduction by Fuzzy Image Filtering", Fuzzy Systems, IEEE Transactions on. Vol. 11, Issue. 4, pp. 429-436, 2003.

[6] D. Zhang, Z. Wang, "Impulse noise detection and removal using fuzzy techniques", Electron Lett, Vol. 33, No. 5, pp. 378-379, 1997.

[7] J. B. Weaver, X. Yansun Jr, D. M. Healy, L. D. Cromwell, "Filtering noise from images with wavelet transforms", Magn, Res. Med, Vol. 24, pp. 288-295, 1991.

[8] Radu Ciprian Bilcu, Markku Vehvilainen, "A Modified Sigma Filter for Noise Reduction in Images", in Proceedings of the 9th WSEAS Circuits, Systems, Communications and Computers multiconference, WSEAS/CSCC2005, No. 15, July 2005.

[9] S. I. Olsen, "Estimation of noise in images: An evaluation", Graphical Models and Image Process, Vol. 55, pp. 319-323, July 1993.

[10] D.-H. Shin, R.-H Park, S. Yang, J.-H. Jung, "Block-Based Noise Estimation Using Adaptive Gaussian Filtering", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol. 51, No. 1, pp. 218-226, 2005.

**구 미 란 (Mi-ran Gu)**

2009년 2월 동아대학교 전자공학과(공학사)
2009년 3월~현재 동아대 전자공학과 석사과정
관심분야 : 영상신호처리, Tracking

**한 학 용 (Hag-yong Han)**

1994년 2월 동아대학교 전기전자컴퓨터공학부 전자공학과(공학사)
1998년 2월 동아대학교 전자공학과(공학석사)
2004년 8월 동아대학교 전자공학과(공학박사)
2006년 7월~2007년 11월 부산대학교 영상IT산학공동사업단 Post-Doc
2008년 3월~현재 동아대학교 BK21 계약교수(멀티미디어 연구센터)
관심분야 : Pattern recognition, audio /image /video processing, DSP application

**최 원 태 (Won-tae Choi)**

1986년 8월 경북대학교 전자공학과(공학사)
1994년 8월 포항공과대학교 전자공학과(공학석사)
1986년~1991년 삼성전자 반도체 선임연구원
1998년~현재 삼성전기 중앙연구소 수석연구원
관심분야 : Camera module for mobile phone

**강 봉 순 (Bong-soon Kang)**

1985년 연세대학교 전자공학과(공학사)
1987년 미국 University of Pennsylvania 전기공학과(공학석사)
1990년 미국 Drexel University 전기 및 컴퓨터공학과(공학박사)
1989년~1999년 삼성전자 반도체 수석연구원
1999년~현재 동아대학교 전자공학과 교수
2006년~현재 멀티미디어 연구센터 소장
2006년~현재 2단계 BK21 사업팀장
관심분야 : VLSI algorithm/architecture design, image/video processing, and wireless communication.

**강 대 성 (Dae-Seong Kang)**

1984년 경북대학교 전자공학과(학사)
1991년 Texas A&M 대학교(석사)
1994년 Texas A&M 대학교(박사)
1995년 ~ 현재 동아대학교 전자공학과교수
관심분야 : 영상통신, 영상처리, 패턴인식